

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.230654

# 基于图卷积神经网络的直流送端系统暂态过电压评估

刘浩宇<sup>1</sup>, 刘挺坚<sup>1</sup>, 刘友波<sup>1</sup>, 丁理杰<sup>2</sup>, 史华勃<sup>2</sup>

(1. 四川大学电气工程学院, 四川 成都 610065; 2. 国网四川省电力科学研究院, 四川 成都 610000)

**摘要:** 随着新能源接入电力系统并通过直流送出, 送端系统的暂态过电压问题逐渐突出。因此, 为快速准确估计送端系统在直流闭锁、换相失败等预想扰动场景下各直流近区节点暂态过电压严重程度, 提出一种基于图卷积神经网络(graph convolutional network, GCN)的直流送端系统暂态过电压评估模型。该模型以电网发生直流故障前的潮流状态参数与网络拓扑作为输入特征, 可以同时预估电网多个关键节点(如风电场汇集节点)的暂态过电压严重程度。利用含跨区直流异步互联的两区域系统进行算例分析, 验证该模型可以适应多种网架拓扑结构、不同新能源发电占比等差异化电网运行方式, 具有较强的泛化能力。同时, 所提模型揭示了对过电压严重程度影响最大的关键因素, 具有一定的可解释性, 可为暂态过电压的预防控制提供有效指导。

**关键词:** 直流送端系统; 闭锁; 换相失败; 暂态过电压; 深度学习; 图卷积神经网络

## A method for evaluating transient overvoltage of an HVDC sending-end system based on a graph convolutional network

LIU Haoyu<sup>1</sup>, LIU Tingjian<sup>1</sup>, LIU Youbo<sup>1</sup>, DING Lijie<sup>2</sup>, SHI Huabo<sup>2</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2. State Grid Sichuan Electric Power Research Institute, Chengdu 610000, China)

**Abstract:** As new energy sources are connected to the power system and sent out through DC, the transient overvoltage problem of the sending-end system is gradually becoming prominent. Therefore, a graph convolutional network (GCN)-based transient overvoltage evaluation model is proposed to quickly and accurately estimate the transient overvoltage severity at each DC near-zone node in expected disturbance scenarios such as DC block and commutation failure. This model takes the state parameters and the network topology before a DC fault occurs in the grid as input features, and can predict the transient overvoltage severity of multiple critical nodes of the grid (e.g., wind farm aggregation node) simultaneously. A case study using a two-region system with cross-region DC asynchronous interconnection verifies that the model can be adapted to different grid operational modes, such as multiple grid topologies and different new energy generation ratios, and has a strong generalisability. At the same time, the proposed model reveals the key factors that have the greatest impact on overvoltage severity, and has a certain interpretability, which can provide effective guidance for the prevention and control of transient overvoltage.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51977133).

**Key words:** HVDC sending-end system; DC block; commutation failure; transient overvoltage; deep learning; graph convolutional neural network

## 0 引言

我国风光新能源资源与负荷中心逆向分布, 由于新能源基地近区内负荷需求不足, “三北”风电和西部光伏迫切需要通过建设特高压直流实现跨区外

送与消纳<sup>[1-3]</sup>。截至2022年, 我国共投运18回特高压直流, 总额定容量达142.6 GW。然而, 特高压直流输电为新能源外送消纳带来显著效益的同时, 亦面临安全稳定问题<sup>[4]</sup>。当特高压直流发生换相失败、直流闭锁等故障时, 换流站内盈余无功倒送交流系统, 将引起暂态过电压问题<sup>[5-7]</sup>。当暂态过电压超过新能源变流器耐压限值时, 将进一步导致新能源

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51977133)

机组脱网,甚至造成系统大规模停电事故。回顾英国<sup>[8]</sup>、澳大利亚<sup>[10]</sup>两起停电事故<sup>[11]</sup>,新能源机组受扰后连锁脱网对事故发展起到推波助澜的作用。文献<sup>[11]</sup>调查了我国西北新能源基地多起大规模新能源机组脱网事故,发现因高压脱网损失的新能源出力总量甚至大于因低压脱网损失的出力总量,暂态过电压对新能源富集的直流送端系统安全稳定运行的影响日益突出。

为评估直流换相失败<sup>[12]</sup>、闭锁等故障场景下新能源机组脱网风险,首先须准确量化评估暂态过电压严重度。现有评估方法包括时域仿真法、短路比估算法等。时域仿真法利用数值积分求取受扰系统全过程微分-代数方程的时域解,得到直流送端系统各母线电压和时间关系的曲线。文献<sup>[13]</sup>在时域仿真分析的基础上,根据二元表提出过电压严重度量化指标。但无论是电磁暂态仿真还是机电暂态仿真均存在计算量大、分析耗时长不足。文献<sup>[14]</sup>推导了基于无功补偿和短路比的暂态过电压计算方法,基于系统短路比与补偿电容和交流滤波器参数的比值定义了暂态电压评估指标。文献<sup>[15]</sup>提出用阻抗比来表征节点的暂态过电压程度,推导建立了直流双极闭锁后换流母线暂态电压的解析表达式。文献<sup>[16]</sup>定义交流系统短路容量与换流站内无功补偿容量的比值为无功短路比,据此推导出暂态过电压的计算方法。上述方法能够对换流站母线节点处过电压进行快速估算,但是无法对系统中其余关键节点(例如新能源汇集母线)进行精细评估。

数据与机器学习驱动的人工智能方法将精细但计算繁重的时域仿真分析转移到离线数据准备阶段,经机器学习模型训练后可快速评估稳定性,目前在功角<sup>[17]</sup>、频率<sup>[18-20]</sup>和电压<sup>[21-23]</sup>稳定评估应用上均有一定的成果。文献<sup>[23]</sup>提出一种基于卷积神经网络(convolution neural networks, CNN)的直流送端系统暂态过电压评估方法,有效评估大扰动过程中直流送端系统暂态过电压的风险。但文献<sup>[23]</sup>仅估算直流送端换流母线的过电压情况,未能考虑新能源机组所面临暂态过电压严重度及其脱网风险。

实际电网中新能源通过直流近区电网多个站点进行汇集,因此不同站点间暂态过电压程度存在空间差异性。尽管可通过训练多个机器学习模型来逐一分析各新能源汇集站的过电压严重度,但存在模型训练计算量随站点数增加而加倍增长的问题。近年来新兴的图深度学习方法具有处理非欧几里德形式的图数据以及多任务预测能力。电力网络具有图的特征,利用图深度学习来实现电网安全稳定分析是当下研究趋势与热点<sup>[24]</sup>。文献<sup>[25]</sup>提出了一种基

于图卷积神经网络(graph convolutional network, GCN)的暂态安全评估方法。文献<sup>[26]</sup>提出了一种基于图神经网络的智能变电站二次回路故障定位方法。此外,图神经网络还被应用于解决配电网的故障定位与诊断问题<sup>[27]</sup>。

本文提出了一种基于图卷积神经网络的直流故障后送端系统暂态过电压评估模型。所提评估模型以直流故障前电网节点电压、有功/无功功率注入、节点无功补偿、直流外送功率这些运行状态参数构建节点输入特征,并以节点导纳矩阵作为反映节点之间连接关系的“带权”邻接矩阵,输出目标为直流闭锁、换相失败预想故障后换流站近区各节点的暂态过电压峰值。通过数据仿真生成与图卷积神经网络模型的参数训练,可实现面向直流预想故障下送端系统各节点暂态过电压严重度的快速准确评估。最后通过含四回直流异步互联系统的仿真算例验证了所提模型的有效性。

## 1 直流闭锁引起的暂态过电压

### 1.1 暂态过电压机理及其估算方法

直流送端系统的等值电路如图 1 所示。

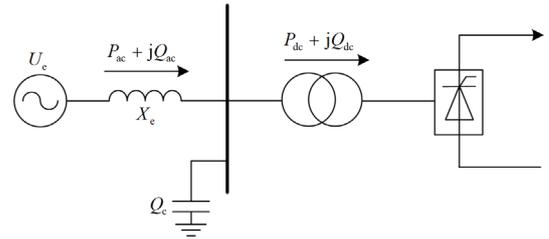


图 1 直流送端系统的等值模型

Fig. 1 Equivalent model of HVDC sending-end system

图 1 中:  $U_c$  为直流送端交流系统的等值电势;  $X_c$  为交流系统到换流母线的等值电抗;  $P_{ac}$  和  $Q_{ac}$  分别为交流系统与直流系统交换的有功和无功功率;  $P_{dc}$  和  $Q_{dc}$  分别为直流系统传输的有功功率和换流阀消耗的无功功率;  $Q_c$  为换流站内无功补偿装置在正常运行状态下的无功补偿功率。

$$P_{dc} = P_{ac} \quad (1)$$

$$Q_{dc} = Q_{ac} + Q_c \quad (2)$$

在直流发生闭锁故障后,换流站消耗的无功功率随着直流输送的有功功率的降低而迅速减小。换流阀消耗的无功功率  $Q_{dc}$  与直流系统传输的有功功率  $P_{dc}$  满足式(3)。

$$Q_{dc} = P_{dc} \tan \varphi \quad (3)$$

$$\tan \varphi = \frac{(\pi/180)\mu - \sin \mu \cos(2\alpha + \mu)}{\sin \mu \sin(2\alpha + \mu)} \quad (4)$$

式中:  $\varphi$  为换流器的功率因数角;  $\mu$  为换相角;  $\alpha$  为整流器触发角。

由于直流极控切无功补偿装置存在 200 ms 延时, 在此期间大量盈余无功涌入交流系统, 导致换流站近区母线出现暂态过电压的问题。其中, 换流母线暂态压升标幺值  $\Delta U_L^*$  可以用式(5)近似计算<sup>[28]</sup>。

$$\Delta U_L^* = \frac{\Delta Q}{S_{sc}} \quad (5)$$

式中:  $\Delta Q$  为盈余的无功功率;  $S_{sc}$  为换流母线的短路容量。

## 1.2 现有方法的不足

式(5)可用于估算直流闭锁后换流母线的暂态过电压, 但存在以下问题。

1) 新能源机组并非直接接入换流母线, 往往是经过多级升压汇入 500 kV 或 750 kV 枢纽母线、进一步通过局部电网汇集经直流送出, 新能源机组并网母线与换流母线的暂态过电压程度存在一定差异;

2) 式(5)是基于图1等值系统进行建模与推导得到的表达式, 对于实际大规模多机电力系统, 盈余无功功率  $\Delta Q$  受电网架结构、开机方式、无功补偿方式等因素影响, 难以快速确定其准确值, 若简单以换流母线无功补偿量来进行估算, 则造成暂态过电压评估精度不足。

以上问题均不利于精准分析新能源机组过电压脱网风险。基于“安全域”<sup>[29]</sup>思路的人工智能评估方法能够发挥机器学习算法模型对电力系统非线性关联关系的拟合能力, 应用于暂态过电压评估可克服现有方法精度较低的不足。在此基础上, 引入图深度学习方法来对节点之间的邻接关系进行建模, 即以电网故障前潮流状态参数与网络拓扑作为输入特征, 构建基于图卷积神经网络的评估模型, 从而分析直流扰动时的电网拓扑的图特征对暂态过电压以及换流母线暂态过电压对邻接节点的关联影响, 实现直流预想故障下送端系统暂态过电压的快速精准评估。

## 2 基于图卷积神经网络的暂态过电压评估

电力网络具备图数据形式, 直流故障时各母线的暂态过电压亦呈现空间结构上的关联关系, 传统的全连接神经网络以及卷积神经网络在输入数据形式和多关联输出目标两个方面均难以考虑上述空间关联关系, 因此引入图卷积神经网络来构建评估模型。本节首先简述图卷积神经网络原理, 然后详细介绍所提基于图卷积神经网络的暂态过电压评估模型。

### 2.1 图卷积神经网络原理

以节点(node)表示母线, 以边(Edge)表示输电线路和变压器, 电网可以用图(Graph)  $G = \{V, E, A\}$  来表示, 其中  $V$  为节点的集合,  $E$  为边的集合,  $A$  为邻接矩阵, 反映的是节点之间的连接关系。

$L = D - A$  表示图上的拉普拉斯矩阵, 其中  $D$  是一个对角阵,  $D_{i,i}$  表示的是节点  $i$  的度, 且  $D_{i,i} = \sum_j A_{i,j}$ , 则经过归一化后的拉普拉斯矩阵为

$$L = I - D^{-1/2} A D^{-1/2} \quad (6)$$

对拉普拉斯矩阵进行谱分解, 得

$$L = U \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{bmatrix} U^T \quad (7)$$

式中:  $U = [U_1 \cdots U_n]$  为列向量, 其是单位特征向量的正交矩阵, 满足  $U U^T = I$ ;  $n$  为特征值总数;  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  为矩阵特征值, 在此为节点特征数据。

由卷积公式类比可得图卷积公式(8)。

$$(X_g * g)_G = U((U^T g) \odot (U^T X_g)) \quad (8)$$

式中,  $X_g$  为图的特征向量;  $\odot$  表示哈达玛积;  $g$  表示卷积核,  $(X_g * g)_G$  表示在图  $G$  上应用卷积。

定义  $g_0 = U^T g$  为可学习的卷积核, 这样得到图卷积的公式为

$$(X_g * g)_G = U g_0 U^T X_g \quad (9)$$

式(9)的计算量较大, 为降低计算量, 可采用切比雪夫多项式来拟合卷积核。

$$g_0 = g_0(A) \approx \sum_{k=0}^{K-1} \theta_k T_k(\hat{A}) \quad (10)$$

式中:  $A$  为  $L$  矩阵的特征值矩阵;  $\hat{A} = 2A/\lambda_{\max}$ , 其中  $\lambda_{\max}$  为  $L$  特征值的最大值;  $T_k(\cdot)$  为  $k$  阶的切比雪夫多项式;  $\theta_k$  为对应的切比雪夫系数。

切比雪夫网络利用特征值矩阵的多项式参数化卷积核, 实现谱卷积神经网络, 避免对拉普拉斯矩阵进行特征分解的复杂计算。文献[30]对切比雪夫网络简化并提出一阶的图卷积神经网络, 得到通用的一阶图卷积神经网络, 如式(11)所示。

$$X_j^{m+1} = h\left(\sum_{i=1}^P \theta \hat{D}^{-1/2} \hat{A} \hat{D}^{-1/2} X_i^m\right) \quad (11)$$

式中:  $\hat{A} = A + I_n$ ;  $X_i^m$  为第  $m$  层的第  $i$  个节点的特征值;  $\theta$  为需要学习的卷积核的权重参数;  $h$  为非线性激活函数。  $\hat{D}_{i,i}$  和  $\hat{A}_{i,j}$  分别为  $\hat{D}$  和  $\hat{A}$  中的元素, 其中  $\hat{D}_{i,i} = \sum_j \hat{A}_{i,j}$ 。

本文使用的图卷积神经网络如图 2 所示, 节点表示电网母线, 节点卷积运算结果为相邻节点特征值的加权和, 可反映相邻母线对中心母线暂态过电压的影响。以两层 GCN 为例, 其前馈计算公式为

$$Z = f(X, A) = \tilde{A} \text{ReLU}(\tilde{A} X \theta^{(0)}) \theta^{(1)} \quad (12)$$

式中,  $\tilde{A} = \hat{D}^{-1/2} \hat{A} \hat{D}^{-1/2}$ 。

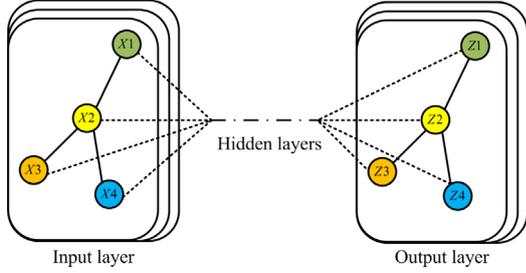


图 2 图卷积神经网络

Fig. 2 Graph convolutional network

## 2.2 评估模型整体框架

评估模型以电网故障前潮流参数与网络拓扑作为输入特征, 模型输出为节点暂态过电压最高瞬态量值。

### 1) 节点输入特征

考虑影响暂态过电压的关键因素, 节点特征包含扰动前节点电压幅值  $V_i$ 、节点注入有功功率  $P_i^G$ 、节点注入无功功率  $Q_i^G$ 、节点无功补偿  $Q_i^C$ 、换流站节点所接直流线路的功率  $P_i^{DC}$ 、并网发电机总容量  $M_i$  以及节点是否出现直流大功率扰动  $F_i$ , 可表示为  $x_i = \{V_i, P_i^G, Q_i^G, Q_i^C, M_i, P_i^{DC}, F_i\}$ , 其中,  $F_i$  为 0/1 特征, 反映多直流外送系统中实际发生闭锁或换相失败故障的直流线路, 若节点  $i$  不是换流母线, 则  $F_i$  恒为 0。

### 2) 邻接矩阵

图邻接矩阵只反映两节点之间是否存在直接相连的边, 而不能反映电网中输电线路、变压器在支路阻抗上的差异。电网潮流计算的节点导纳矩阵既反映电网节点之间的边连接关系, 也可量化给定支路阻抗下相邻节点之间耦合关系, 因此采用节点导纳矩阵作为带权重  $B_{ij}$  的邻接矩阵。此外, 由于输电网中各支路电阻远小于其电抗, 节点间电气距离主要由支路电抗来决定, 因此在形成节点导纳矩阵时仅考虑支路电抗  $x_{ij}$ , 从而得到实数形式的邻接矩阵。

$$A = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} \\ B_{21} & B_{22} & B_{23} \\ B_{31} & B_{32} & B_{33} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$B_{ij} = \begin{cases} 1/x_{ij}, \exists e_{i,j} \in E \\ 0, \nexists e_{i,j} \in E \end{cases}, i \neq j \quad (14)$$

$$B_{ii} = \sum_{i \neq j, j \in V} B_{ij} \quad (15)$$

### 3) 节点输出目标

所提模型利用图卷积网络来实现所有母线的暂态过电压评估, 输出目标为直流故障后节点  $i$  的暂态过电压峰值  $y_i$ 。

评估模型整体框架如图 3 所示。

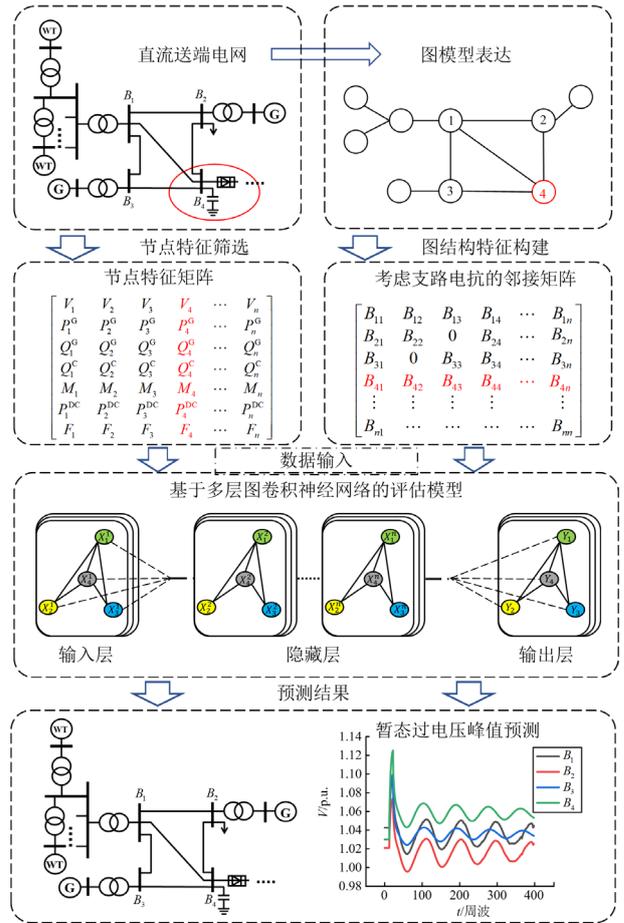


图 3 基于 GCN 的暂态过电压评估模型

Fig. 3 GCN-based model for transient overvoltage assessment

## 2.3 模型流程

具体基于 GCN 的暂态过电压评估模型建模步骤如下所述。

### 1) 训练样本生成

通过软件接口调用仿真软件批量修改节点特征数据以及拓扑开断情况, 进行潮流仿真计算; 接着设置直流扰动, 进行稳定仿真计算。将节点特征数据、拓扑数据以及稳定计算结果中的节点电压数据作为样本的输入、输出数据以供训练。

## 2) 数据预处理

各类特征在数据量值上存在较大差异, 需要对输入数据按特征类别进行归一化预处理, 归一化公式为

$$\hat{x} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (16)$$

式中:  $\hat{x}$  为经过归一化后的数据;  $x$  为数据的原值。

## 3) 模型训练

本文考虑暂态过电压的峰值评估, 预测暂态过电压量值, 该预测目标为回归问题, 采用均方差 (mean squared error, MSE) 作为损失函数。

$$M_{SE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (17)$$

式中:  $\hat{y}_i$  为训练样本中的暂态过电压峰值的预估值;  $y_i$  为暂态过电压的实际峰值。利用 ADAMS 等优化器进行模型参数训练调优。

基于 GCN 的暂态过电压评估模型构建过程如图 4 所示。

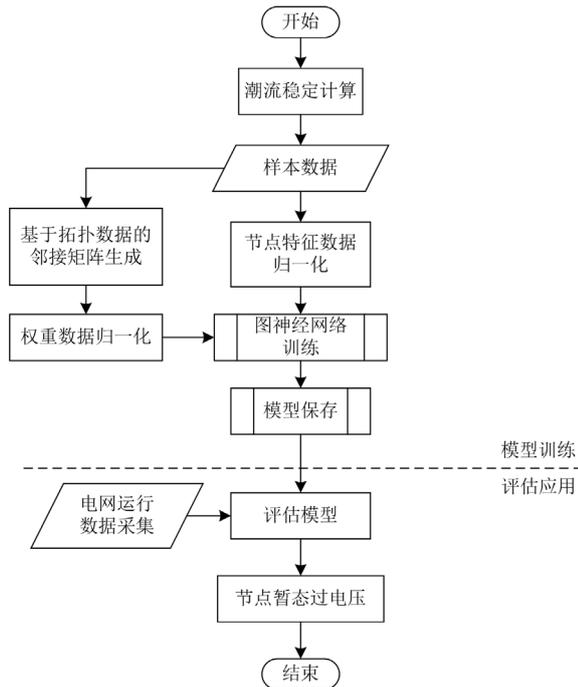


图 4 基于图卷积神经网络的暂态过电压评估过程

Fig. 4 Transient overvoltage evaluation process based on graph convolutional neural network

## 4) 暂态过电压评估

以上训练步骤均可通过仿真数据进行离线训练, 训练完的暂态过电压评估模型可用于在线实时评估。通过电网状态估计采集电网节点电压、发电机运行状态、直流传输功率等运行参数, 形成节点

特征矩阵; 并根据输电线路、变压器运行状态刷新计算式(13)定义的邻接矩阵, 根据预想直流故障场景设置扰动标记特征  $F_i$ , 利用离线训练的 GCN 评估模型预判预想场景下各送端电网节点是否存在暂态过电压风险并预估过电压峰值, 实现对电网暂态过电压风险的实时快速校核。

## 3 算例分析

采用含多直流异步互联的两区域系统进行算例分析, 仿真软件为 PSD-BPA, 修改后的两区域系统拓扑图如图 5 所示。其中, 送受两区域均为 IEEE39 节点系统, 并在送受系统之间两两对应的节点 19、23、25 和 39 之间接入 4 条独立直流输电线路, 4 条直流输电线路输送功率分别为 1000、800、1000 以及 1000 MW。同时, 将送端系统的节点 30 的同步发电机替换为等容量的风电场, 并在节点 33、36、37 处额外接入 3 个风电场, 各风电场均由双馈风力发电机组组成, 风电发电容量占整体装机发电容量的 32%。

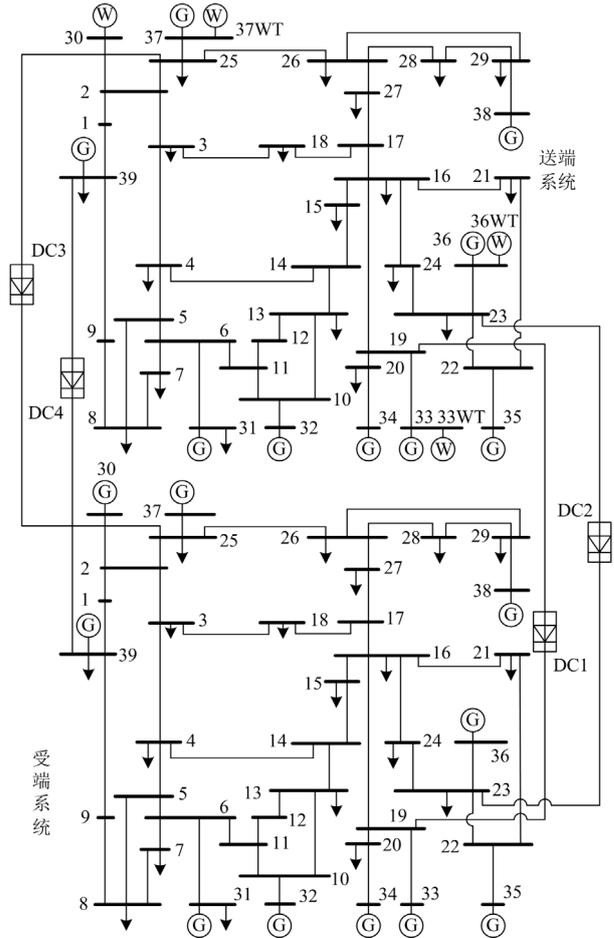


图 5 修改后的两区四直流系统

Fig. 5 Modified two-area and four-DC interconnected

### 3.1 样本集构造

通过随机仿真生成样本集，考虑以下 4 个因素——负荷、风电、直流、常规电源分配。

考虑负荷波动以及新能源出力的随机性，根据典型负荷曲线与新能源出力曲线的波动性情况设置样本集。

1) 考虑新能源出力的随机性提升，为促进送端系统新能源消纳，针对四回跨区直流，选取一回直流线路进行输送功率提升，提升范围为 1~1.2 倍的基础输送功率。

2) 为适应新能源的不确定性以及负荷的不确定性，须对应设置常规机组的出力，并根据其出力水平修改并网运行机组的数量状态。假设各常规电源均由 10 台同容量机组组成，如当电厂出力为其容量的 50% 时，即 5 台机组并网运行，其余机组关停，机组组合的修改区间为 50%~100%。

3) 针对直流送端电网，随机选取一条输电线路进行开断操作、模拟线路停运造成的网架拓扑变化，并相应修改记录该样本拓扑数据的邻接矩阵。

4) 考虑预想故障为任意一回直流发生闭锁或换相失败故障，总共有 8 种故障形式。若预想故障为直流闭锁，仿真初始时刻发生闭锁故障，并在 200 ms 延时后切除换流站的并联电容补偿和切除直流配套机组。换相失败发生时间同样设为仿真初始时刻，经过 200 ms 后恢复正常。

对随机生成的运行方式以及直流故障场景进行仿真，总共生成 10 000 组样本数据，选取 8000 组作为训练样本集，其余 2000 组作为测试样本集。

### 3.2 数据处理

如前所述，评估模型的输入数据包括节点特征矩阵与邻接矩阵。其中，节点输入特征包括扰动前节点电压幅值、节点注入有功功率、节点注入无功功率、节点无功补偿、换流站节点所接直流线路的功率、并网发电机总容量以及节点是否出现直流大功率扰动，各类特征在数据量值上存在较大差异，因此各类特征分别按式(16)进行归一化预处理。

### 3.3 GCN 模型训练

模型隐藏层采用 ReLU 函数作为激活函数。设置学习率为  $5 \times 10^{-4}$ ，同时为避免训练过拟合，设置权重衰减为  $5 \times 10^{-4}$ 。

在节点 33、36 和 37 新接入风电场后，直流送端系统具有 42(39+3) 节点系统，由于同一组数据的 42 个送端系统的节点之间通过邻接矩阵互相联系，因此在训练时需要将 42 个节点以及其邻接矩阵数据作为一个图进行整体训练。因此设置 Batch-size 为 42，8000 组训练数据即为 8000 个独立的图，依

次利用 8000 组图数据样本进行模型训练。

图卷积神经网络的隐藏层层数对模型的准确率有一定影响，分别采用 3 至 7 层隐藏层对模型进行对比训练，模型测试的误差如表 1 所示。

表 1 隐藏层层数对 GCN 模型性能的影响

Table 1 Effect of the number of hidden layers on the performance of GCN models

隐藏层	RMSE/p.u.	MAE/p.u.
3	0.0348	0.0266
4	0.0335	0.0254
5	0.0276	0.0209
6	0.0262	0.0203
7	0.0271	0.0210

经过测试对比，随着隐藏层从 3 层增加到 6 层时，模型的准确率也提升。但是在隐藏层达到 7 层以后，出现“过平滑”现象，即每个节点的嵌入特征(embedding features)相似度过高，隐藏层过多会使得节点之间出现全连接的情况，导致准确率下降。因此选择隐藏层层数为 6。

### 3.4 GCN 模型的预测精度分析

模型完成训练后，通过测试集对模型进行性能分析，图 6 为 GCN 测试集损失分布箱型图。

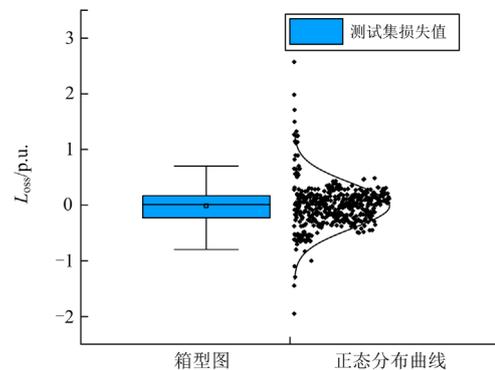


图 6 暂态过电压预测损失分布图

Fig. 6 Distribution of transient overvoltage predicted losses

从图 6 中可以看出，过电压实际值与预测值之间的损失值基本呈正态分布，且箱型图上下四分位数区间分布在 (-0.2, 0.2) 之间，整体分布在 (-0.8, 0.8) 之间。测试集损失值分布区间范围小，可认为此模型损失较小。

图 7 为测试集一组场景下所有送端节点的暂态过电压预测值与实际值的对比图。从图 7 可以看出，GCN 模型在同时对网络 42 个节点进行过电压峰值预测时仍有良好的准确度，暂态过电压值较大的节点绝对误差较小，能够对节点过电压进行准确评估。

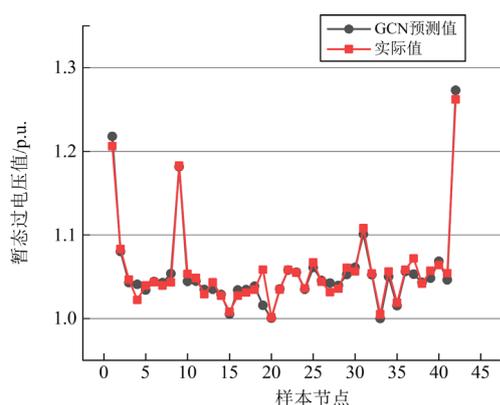


图7 暂态过电压峰值预测结果

Fig. 7 Prediction results of transient overvoltage peak

### 3.5 与现有 CNN 模型的对比分析

为验证所提图卷积神经网络评估模型的有效性, 采用卷积神经网络 CNN 模型进行对比分析。其中, CNN 模型的输入数据仅为二维节点特征数据, 无表征拓扑数据的邻接矩阵。为保证训练构建的 CNN 模型同样为最优模型, 对 CNN 模型同样进行参数调优, 卷积层数也为 6 层。

图 8 为 GCN 模型与 CNN 模型在训练中的损失收敛图, 可以看出, GCN 模型的收敛速度和最终精度均优于 CNN 模型。

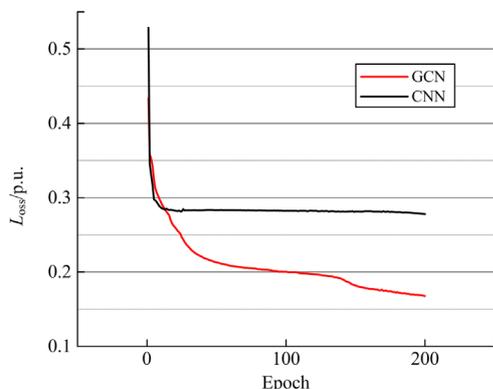


图8 GCN 与 CNN 在训练中的损失

Fig. 8 Losses of GCN and CNN in training

表 2 为不同模型发生直流线故障时评估节点暂态过电压峰值的结果对比。从表 2 可以看出, 针对暂态过电压峰值预测问题, 无论是直流闭锁故障还是换相失败故障, GCN 模型均方根误差以及平均绝对误差均小于 CNN 模型, 因此其预测精度同样优于 CNN 模型。主要差距出现在较大暂态过电压的换流站节点的相邻节点, CNN 无法准确评估相邻节点因强关联而导致的升压。

表 2 GCN 与 CNN 算法直流故障下性能比较

Table 2 Comparison of the performance of GCN and CNN algorithms under DC faults

故障类型	拓扑改变	算法	RMSE/ p.u.	MAE/ p.u.	R2-score
直流闭锁	否	本文 GCN	0.0243	0.0184	0.9039
	否	传统 CNN	0.0456	0.0267	0.6631
直流闭锁	是	本文 GCN	0.0244	0.0184	0.9030
	是	传统 CNN	0.0641	0.0402	0.3326
换相失败	否	本文 GCN	0.0091	0.0065	0.9662
	否	传统 CNN	0.0359	0.0231	0.6687
换相失败	是	本文 GCN	0.0141	0.0099	0.9484
	是	传统 CNN	0.0440	0.0300	0.5427

同时, 采用决定系数 R2-score 反应模型回归预测准确率, 当电网拓扑改变时, GCN 模型能够保持较高的准确率, 而 CNN 模型准确率则有明显下降, 这是由于本文所提 GCN 模型将节点之间的连接关系构造为邻接矩阵, 并将其作为输入特征, 从而考虑到节点的空间耦合关系, 而 CNN 模型未能考虑网络拓扑结构的影响, 在电网拓扑改变时存在一定程度上的模式失配现象。

此外, 对应 8 种直流故障场景, 评估模型效果最优为 DC4 的直流闭锁场景, GCN 模型的均方根误差为样本数据的均方差的 0.05 倍; 效果最不理想的为 DC3 的直流闭锁场景, GCN 模型的均方根误差为样本数据的均方差的 0.127 倍, 此时仍能实现预期的评估效果。表明在不同的直流故障场景下, GCN 模型均能较好地拟合节点特征与暂态过电压之间的非线性关联关系。

综上, 图卷积神经网络在暂态过电压预测准确度方面优于传统的卷积神经网络算法, 验证了此模型的优越性。

### 3.6 与传统短路比估算法的对比分析

为了验证所提 GCN 模型对换流站母线暂态过电压评估的准确性, 对四回直流线路设置直流闭锁故障获取 15 组样本。采用传统短路比估算法对直流闭锁后的换流站母线暂态电压升标么值进行估算, 计算公式采用式(5), 短路容量采用 PSD-SCCP 程序进行计算, 计算对比结果如图 9 所示。

从图 9 可以看出, 15 组测试样本中, 传统短路比估算法对换流站母线的暂态过电压评估结果均略低于仿真实际值, 存在低估直流近区新能源过电压风险的情况, 这是由于短路比估算法的假设条件是并网点电压与系统电势近似相等, 当发生暂态过电压时, 该条件明显不满足, 并且随着电压增量的增大, 两者之间的差值越来越大。与之相比, 本文所

提 GCN 模型的评估精度较高, 实际仿真结果的平均误差为 0.0017 p.u., 最大误差为 0.002 p.u.。因此, 本文所提 GCN 模型可更精准地分析直流送端暂态过电压风险。

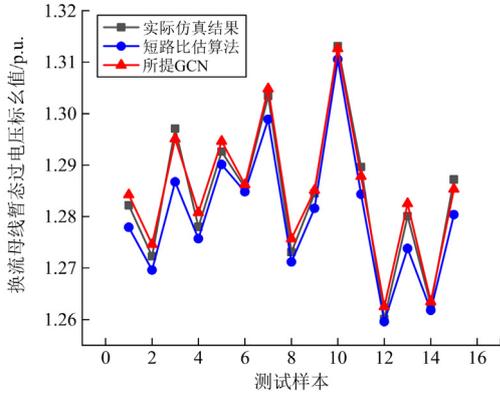


图9 GCN 模型与传统短路比估算法的预测精度对比  
Fig. 9 Comparison of GCN and SCR estimation method

### 3.7 不同风电占比下 GCN 模型适用性分析

为了验证 GCN 模型对不同风机发电容量占比系统的适用性, 通过修改算例系统中的同步发电机与风机的发电容量, 增加风机的发电容量以提升风机发电容量占比。测试风机发电容量占比分别为 32%、38%以及 42%时的模型回归预测性能。故障设置为直流闭锁, 具体对比结果如表 3 所示。

表 3 不同风电占比下 GCN 算法的性能比较

Table 3 Comparison of performance of GCN algorithms with different wind power proportion

风机占比/%	RMSE/p.u.	MAE/p.u.	R2-score
32	0.0285	0.0201	0.8640
38	0.0304	0.0230	0.8648
42	0.0322	0.0232	0.8711

随着风机发电容量占比的改变, GCN 模型的预测精度未发生明显的变化, 表明 GCN 模型能够应对不同风电占比的场景, 具有良好的泛化性能。

### 3.8 基于 GCN 模型的暂态过电压影响因素辨识

为了研究各个节点特征对暂态过电压的影响, 选取关键影响节点。参考文献[31-32], 提取对暂态过电压预测结果重要的关键节点集  $G_s$  以及重要的特征子集  $X_s$ , 以最小化条件熵作为度量节点以及特征影响程度的指标。

针对算例系统中的 4 个风机节点以及 4 个换流站母线节点, 进行关键节点的提取。按照影响因数排序, 对每个风机节点以及换流站的暂态过电压列出影响最大的前 3 个节点, 具体如表 4、表 5 所示。

表 4 风机暂态过电压关键节点集

Table 4 Wind turbine transient overvoltage critical node set

风机节点	关键邻近节点		
B-30	B-2	B-26	B-9
B-33WT	B-19	B-33	B-16
B-36WT	B-23	B-36	B-24
B-37WT	B-25	B-26	B-2

表 5 换流站暂态过电压关键节点集

Table 5 Transient overvoltage key node set of the converter station

换流站节点	关键邻近节点		
B-19	B-33WT	B-16	B-20
B-23	B-24	B-22	B-36
B-25	B-37	B-26	B-39
B-39	B-9	B-1	B-2

以风机节点 B-36WT 为例, 对其过电压数值影响最大的节点为换流站节点 B-23, 其次为相邻的同步发电机节点 B-36 以及相邻节点 B-24。由图 10 可见, 影响最大的为直流换流站节点 B-23, 在直流线路出现大规模扰动时, 送端换流站节点会出现暂态过电压, 这也是风机节点会出现暂态过电压的根本原因。

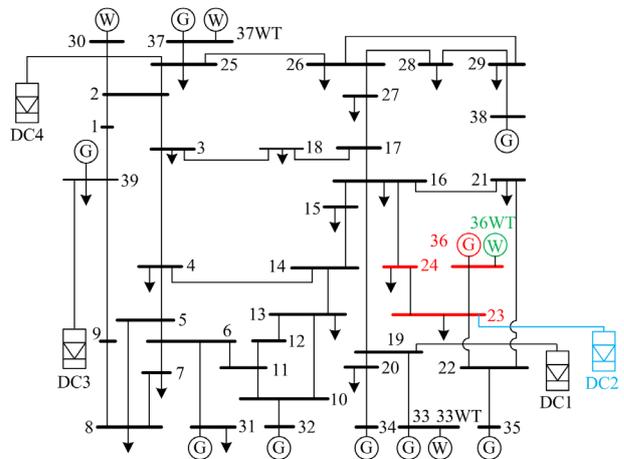


图 10 风机节点 B-36WT 关键节点提取

Fig. 10 Wind turbine node B-36WT key node extraction

在此基础上, 对提取的关键节点进行特征影响分析。选取影响性序列第一的换流站节点 B-23 进行特征重要性分析, 得出其对风机节点 B-36WT 暂态过电压影响最大的特征为直流传输功率, 这符合直流传输功率越大, 直流闭锁时无功盈余越多暂态过电压越高的实际情况。

同样以直流换流站母线节点 B-25 为例, 其关键影响节点排序依次为同步发电机节点 B-37、相邻节点 B-26 以及换流站母线节点 B-39。由图 11 可见,

影响换流站母线暂态过电压数值最大的节点为近区同步发电机节点 B-37。

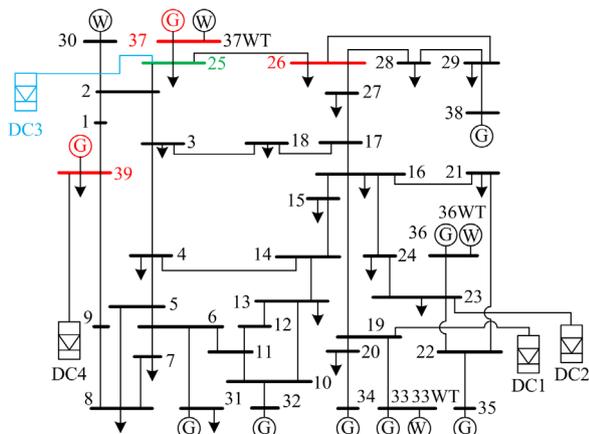


图 11 换流站节点 B-25 关键节点提取

Fig. 11 Converter station node B-25 key node extraction

在此基础上, 对提取出的关键节点进行特征影响分析。选取影响性序列第一的同步发电机节点 B-25 进行特征重要性分析, 筛选出最重要的特征为并网机组容量。根据短路电流分析, 节点 B-37 上同步发电机对节点 B-25 的短路电流贡献比其他机组大, 表明该同步机对换流节点的无功支撑度高, 当节点 B-37 并网机组容量越大时, 直流换流站 B-25 的暂态过电压程度越小, 基于 GCN 模型的影响度分析与理论分析结论一致。

从图 10、图 11 可以看出, 节点的暂态过电压与其邻接节点特征联系紧密, 这也是本文 GCN 模型的优势。将全拓扑数据纳入训练, 这是仅以二维节点数据作为输入的传统 CNN 模型所不能实现的。

根据上述分析讨论, 可得出两个结论: (1) 风电节点的暂态过电压与邻近的直流换流站母线的传输功率息息相关; (2) 换流站母线节点的暂态过电压与近区同步发电机的机组运行状态联系紧密。此结论与理论分析一致, 表明 GCN 模型具有一定的可解释性, 其评估过程具有可信性。

基于此结论可以为暂态过电压的预防控制提供指导, 通过增加同步发电机并网机组容量实现对换流站母线节点暂态过电压的抑制, 如图 12 所示, 图中的两条曲线为同一直流闭锁故障下换流站母线节点的暂态过电压情况。

依据本节提取的关键节点以及关键特征对电网运行方式调整决策进行指导, 提前针对有过电压风险的运行方式进行预防控制, 确保电力系统安全稳定运行。

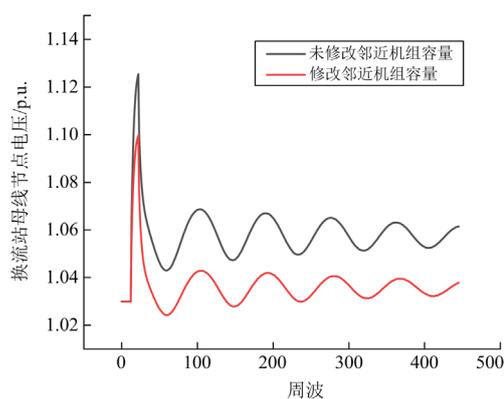


图 12 换流站母线节点电压曲线图

Fig. 12 Bus node voltage profile at converter station

## 4 结论

本文提出了一种基于图卷积神经网络的直流送端系统暂态过电压评估模型。以节点特征数据与全拓扑图数据作为输入, 利用图卷积神经网络同时对算例系统中所有节点进行暂态过电压量化评估, 得到以下结论。

1) 基于图卷积神经网络的暂态过电压评估模型可以准确迅速地对节点暂态过电压峰值进行预估, 为进一步分析新能源机组脱网风险提供依据。

2) 所提模型将电网拓扑作为边数据代入运算。能够根据电网拓扑关系挖掘节点过电压严重度的空间耦合关系, 同时可以适应电网拓扑变化, 在电网拓扑变化时仍然具有较高的预测精度。

3) 与传统的 CNN 模型相比, GCN 模型能够提取相邻节点的数据作为输入, 可以实现同时预测多个节点暂态过电压的同时提高预测准确性。

4) 根据暂态过电压的影响分析筛选关键节点与关键特征, 验证了在给定直流传输功率的情况下, 常规电源电厂的机组运行状态为影响风机暂态过电压的关键特征, 对风电场的暂态过电压的预防控制具有指导意义。

## 参考文献

- [1] 刘振亚, 张启平, 董存, 等. 通过特高压直流实现大型能源基地风, 光, 火电力大规模高效率安全外送研究[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(16): 2513-2522. LIU Zhenya, ZHANG Qiping, DONG Cun, et al. Efficient and security transmission of wind, photovoltaic and thermal power of large-scale energy resource bases through UHVDC projects[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(16): 2513-2522.
- [2] 罗继东, 邹梦丽, 侯宝华, 等. 考虑 V2G 及碳排放量的风光储综合能源系统协调优化运行[J/OL]. 电测与仪表: 1-8[2023-11-17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20211008.1549.002.html>.

- LUO Jidong, ZOU Mengli, HOU Baohua, et al. Coordinated and optimal operation of wind solar energy storage system considering V2G and carbon emission[J/OL]. *Electrical Measurement & Instrumentation*: 1-8[2023-11-17].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20211008.1549.002.html>.
- [3] 魏博, 王定美, 葛晓琳, 等. 考虑连续调度周期调峰约束的风光水火多能源短期优化调度[J]. *供用电*, 2022, 39(6): 69-75.
- WEI Bo, WANG Dingmei, GE Xiaolin, et al. Short-term optimal scheduling of multi-energy considering continuous dispatching cycle peak-shifting constraints[J]. *Distribution & Utilization*, 2022, 39(6): 69-75.
- [4] 张红丽, 刘福锁, 吴雪莲, 等. 水电送出电网直流承载能力评估及提升措施优化[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(21): 159-166.
- ZHANG Hongli, LIU Fusuo, WU Xuilian, et al. Evaluation and improvement measures for optimization of DC carrying capacity in a hydropower sending power grid[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(21): 159-166.
- [5] 林圣, 兰菲燕, 刘健, 等. 高压直流输电送端电网暂态过电压机理与抑制策略综述[J]. *电力科学与技术学报*, 2022, 37(6): 3-16.
- LIN Sheng, LAN Feiyan, LIU Jian, et al. Overview of transient overvoltage mechanism and suppression strategies of high voltage direct current transmission grid[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2022, 37(6): 3-16.
- [6] 刘晓琳, 曹泽宇, 高丙团, 等. HVDC 送端交流系统故障暂态过电压评估指标[J]. *电力建设*, 2023, 44(1): 64-72.
- LIU Xiaolin, CAO Zeyu, GAO Bingtuan, et al. Evaluation index of transient overvoltage during fault at HVDC sending-end AC system[J]. *Electric Power Construction*, 2023, 44(1): 64-72.
- [7] 牛宇昆, 文俊, 马立民, 等. 换相失败引起的送端电网暂态过电压抑制措施研究[J]. *智慧电力*, 2021, 49(11): 59-65, 96.
- NIU Yukun, WEN Jun, MA Limin, et al. Transient overvoltage suppression measures for sending-end power grid caused by commutation failure[J]. *Smart Power*, 2021, 49(11): 59-65, 96.
- [8] SPATARU C. The future whole energy system stability, reliability and security: WITH or WITHOUT fear of blackouts?[C] // IET Conference on Power in Unity: a Whole System Approach, 2013: 1-31.
- [9] Australian Energy Market Operator. Black system south Australia 28 September 2016[J]. *Australian Energy Market Operator*, 2017.
- [10] 胡源, 薛松, 张寒, 等. 近 30 年全球大停电事故发生的深层次原因分析及启示[J]. *中国电力*, 2021, 54(10): 204-210.
- HU Yuan, XUE Song, ZHANG Han, et al. Cause analysis and enlightenment of global blackouts in the past 30 years[J]. *Electric Power*, 2021, 54(10): 204-210.
- [11] 孙华东, 张振宇, 林伟芳, 等. 2011 年西北电网风机脱网事故分析及启示[J]. *电网技术*, 2012, 36(10): 76-80.
- SUN Huadong, ZHANG Zhenyu, LIN Weifang, et al. Analysis on serious wind turbine generators tripping accident in northwest China power grid in 2011 and its lessons[J]. *Power System Technology*, 2012, 36(10): 76-80.
- [12] 高凯, 屈海涛, 任茂鑫, 等. 基于可控电压源的高压直流输电换相失败抑制技术[J]. *高压电器*, 2023, 59(1): 49-57.
- GAO Kai, QU Haitao, REN Maoxin, et al. Commutation failure suppression technology for HVDC transmission based on controlled voltage source[J]. *High Voltage Apparatus*, 2023, 59(1): 49-57.
- [13] 赵晋泉, 朱尧靓, 潘尔生, 等. 适用于大规模新能源接入直流送端电网的暂态压升严重性指标研究[J]. *南方电网技术*, 2020, 14(12): 1-9.
- ZHAO Jinquan, ZHU Yaoliang, PAN Ersheng, et al. Study on transient voltage rise severity index for the high renewable power - penetrated UHVDC sending - end power grid[J]. *South Power System Technology*, 2020, 14(12): 1-9.
- [14] 刘晓琳, 曹泽宇, 高丙团, 等. HVDC 送端交流系统故障暂态过电压评估指标[J]. *电力建设*, 2023, 44(1): 64-72.
- LIU Xiaolin, CAO Zeyu, GAO Bingtuan, et al. Evaluation index of transient overvoltage during fault at HVDC sending-end AC system[J]. *Electric Power Construction*, 2023, 44(1): 64-72.
- [15] 李欣悦, 李凤婷, 尹纯亚, 等. 直流双极闭锁故障下送端系统暂态过电压计算方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 49(1): 1-8.
- LI Xinyue, LI Fengting, YIN Chunya, et al. Transient overvoltage calculation method of HVDC sending-end system under DC bipolar blocking[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 49(1): 1-8.
- [16] 尹纯亚, 李凤婷, 周识远, 等. 基于无功功率短路比的直流闭锁暂态过电压计算方法[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(10): 150-154, 161.
- YIN Chunya, LI Fengting, ZHOU Shiyuan, et al. Calculation method of transient overvoltage due to DC blocking based on short circuit ratio of reactive power[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(10): 150-154, 161.
- [17] 赵冬梅, 谢家康, 王闯, 等. 基于 Bagging 集成学习的电力系统暂态稳定在线评估[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(8): 1-10.
- ZHAO Dongmei, XIE Jiakang, WANG Chuang, et al.

- On-line transient stability assessment of a power system based on Bagging ensemble learning[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(8): 1-10.
- [18] 仇怡超, 闻达, 王晓茹, 等. 基于深度置信网络的电力系统扰动后频率曲线预测[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(17): 5095-5104, 5290.  
ZHANG Yichao, WEN Da, WANG Xiaoru, et al. A method of frequency curve prediction based on deep belief network of post-disturbance power system[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(17): 5095-5104, 5290.
- [19] 胡亚平, 聂涌泉, 何宇斌, 等. 基于 ELM 预测模型的高比例新能源电网改进频率控制策略[J]. *电网与清洁能源*, 2022, 38(7): 98-106.  
HU Yaping, NIE Yongquan, HE Yubin, et al. Improved frequency control strategy for power grid with high proportion of renewable energy based on ELM prediction model[J]. *Power System and Clean Energy*, 2022, 38(7): 98-106.
- [20] 卢开诚, 刘铠诚, 董树锋. 基于模糊单神经元 PI 的微电网频率自适应控制[J]. *电力工程技术*, 2022, 41(5): 131-139.  
LU Kaicheng, LIU Kaicheng, DONG Shufeng. A microgrid frequency control method based on fuzzy single neuron adaptive PI control[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2022, 41(5): 131-139.
- [21] 陈达, 朱林, 张健, 等. 基于卷积神经网络的暂态电压稳定评估及风险量化[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(14): 65-71.  
CHEN Da, ZHU Lin, ZHANG Jian, et al. Transient voltage stability assessment and risk quantification based on convolutional neural network[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(14): 65-71.
- [22] 杨维全, 朱元振, 刘玉田. 基于卷积神经网络的暂态电压稳定快速评估[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(22): 46-51, 136.  
YANG Weiquan, ZHU Yuanzhen, LIU Yutian. Fast assessment of transient voltage stability based on convolutional neural network[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(22): 46-51, 136.
- [23] 陈厚合, 张赫, 王长江, 等. 基于卷积神经网络的直流送端系统暂态过电压估算方法[J]. *电网技术*, 2020, 44(8): 2987-2997.  
CHEN Houhe, ZHANG He, WANG Changjiang, et al. A method estimating transient overvoltage of HVDC sending-end system based on convolutional neural network[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(8): 2987-2997.
- [24] WU Z, PAN S, CHEN F, et al. A comprehensive survey on graph neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 32(1): 4-24.
- [25] 汪康康, 梅生伟, 魏巍, 等. 基于图卷积网络的快速暂态安全评估方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(1): 43-51.  
WANG Kangkang, MEI Shengwei, WEI Wei, et al. Fast transient security assessment based on graph neural networks[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(1): 43-51.
- [26] 张宸滔, 郑永康, 卢继平, 等. 基于图神经网络的智能变电站二次回路故障定位研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(11): 81-90.  
ZHANG Chentao, ZHENG Yongkang, LU Jiping, et al. Fault location of secondary circuits in a smart substation based on a graph neural network[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(11): 81-90.
- [27] HAMILTON W, YING Z, LESKOVEC J. Inductive representation learning on large graphs[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, 30.
- [28] 李兴源. 高压直流输电系统[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [29] 戴远航, 陈磊, 张玮灵, 等. 基于多支持向量机综合的电力系统暂态稳定评估[J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(5): 1173-1180.  
DAI Yuanhang, CHEN Lei, ZHANG Weiling, et al. Power system transient stability assessment based on multi-support vector machines[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(5): 1173-1180.
- [30] KIPF T N, WELLMING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. *arXiv preprint arXiv:1609.02907*, 2016.
- [31] YING Z, BOURGEOIS D, YOU J, et al. Gnnexplainer: generating explanations for graph neural networks[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2019, 32.
- [32] 古思丽, 乔骥, 张东霞, 等. 基于图深度学习的薄弱支路辨识与溯因分析[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(3): 1004-1017.  
GU Sili, QIAO Ji, ZHANG Dongxia, et al. Identification and attribution analysis of weak branches based on graph deep learning[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(3): 1004-1017.

收稿日期: 2023-06-01; 修回日期: 2023-08-25

作者简介:

刘浩宇(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统稳定与控制; E-mail: 2467994829@qq.com

刘挺坚(1990—), 男, 通信作者, 博士, 研究方向为电力系统数据科学; E-mail: scueeliutj@163.com

刘友波(1983—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统机器学习算法、主动配电网规划与运行等。E-mail: liuyoubo@scu.edu.cn

(编辑 姜新丽)